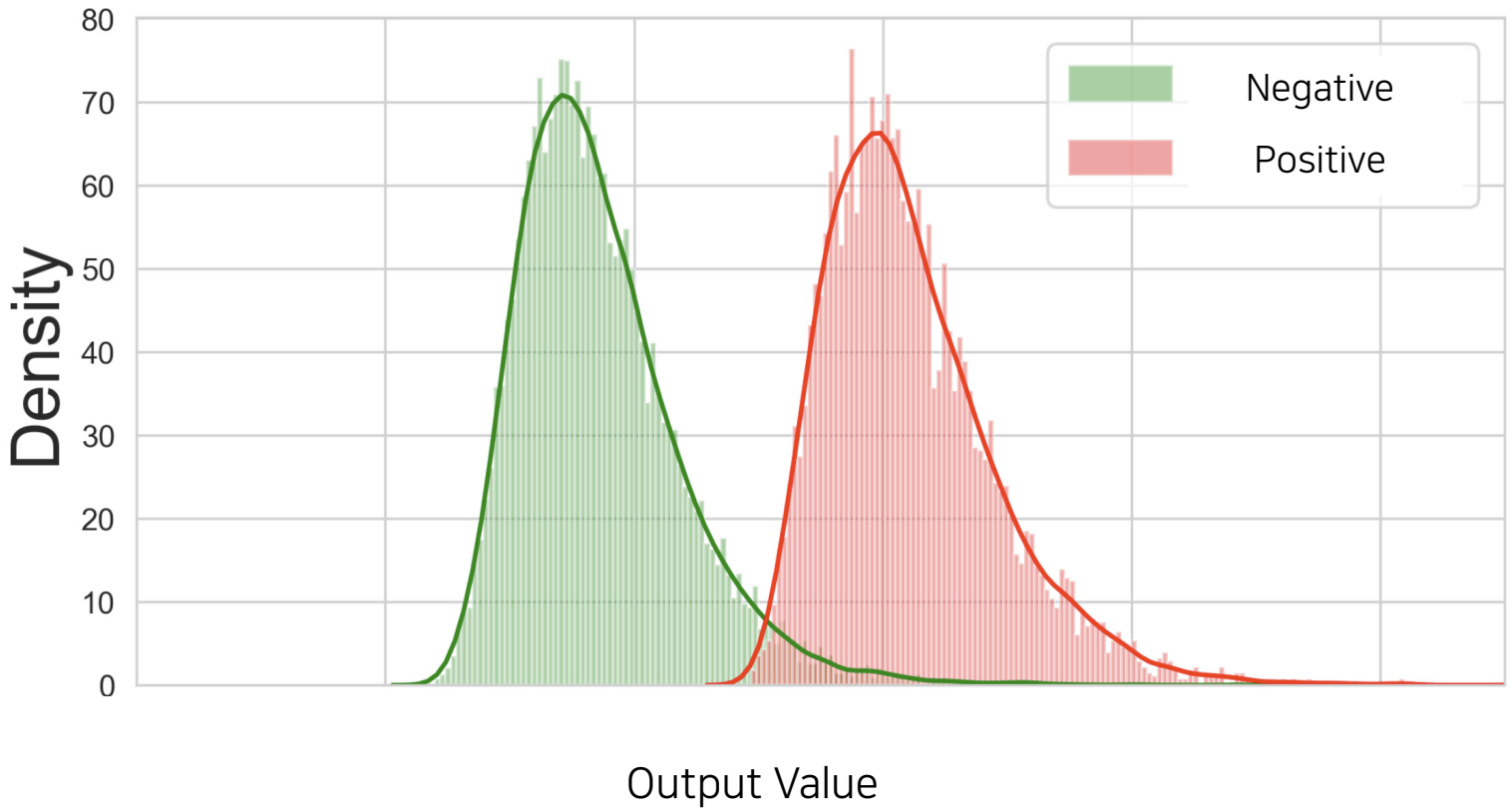
Evaluation Metrics

Ki Hyun Kim

nlp.with.deep.learning@gmail.com

Tradeoff by Thresholding

- 0.5를 기준선으로 하지 않는 경우, Threshold에 따라서 성능의 **성격**이 달라진다.
  - 큰 threshold를 가질 경우, 더 보수적으로 True라고 판단 할 것
  - 작은 threshold를 가질 경우, 실제 정답이 True인 case를 놓치지 않을 것



Thresholding, Case by Case

- 원자력 발전소의 누출 감지 프로그램이라면, 어떤 지표가 중요할까?
  - True: 누출
  - False: 정상

- 주식에 올인할 것이라면, 어떤 지표가 중요할까?
  - True: 상승 이벤트 발생
  - False: 하락 또는 변동 없음

Precision and Recall

		실제 정답	
		Positive	Negative
실험 결과	Positive	True Positive	False Positive
	Negative	False Negative	True Negative

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

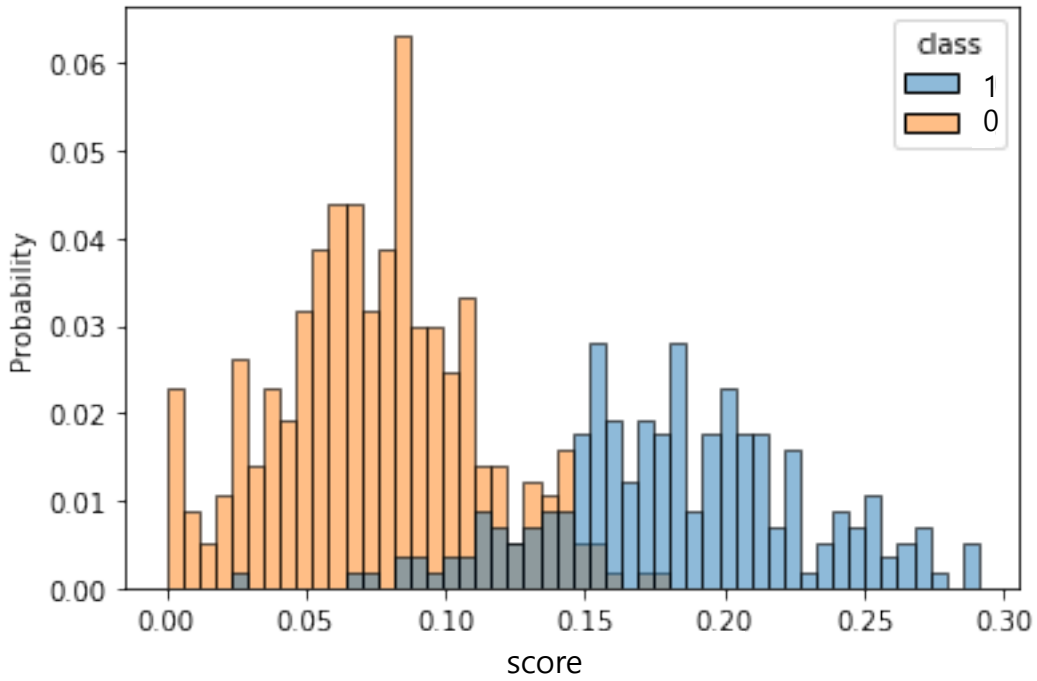
F1 Score

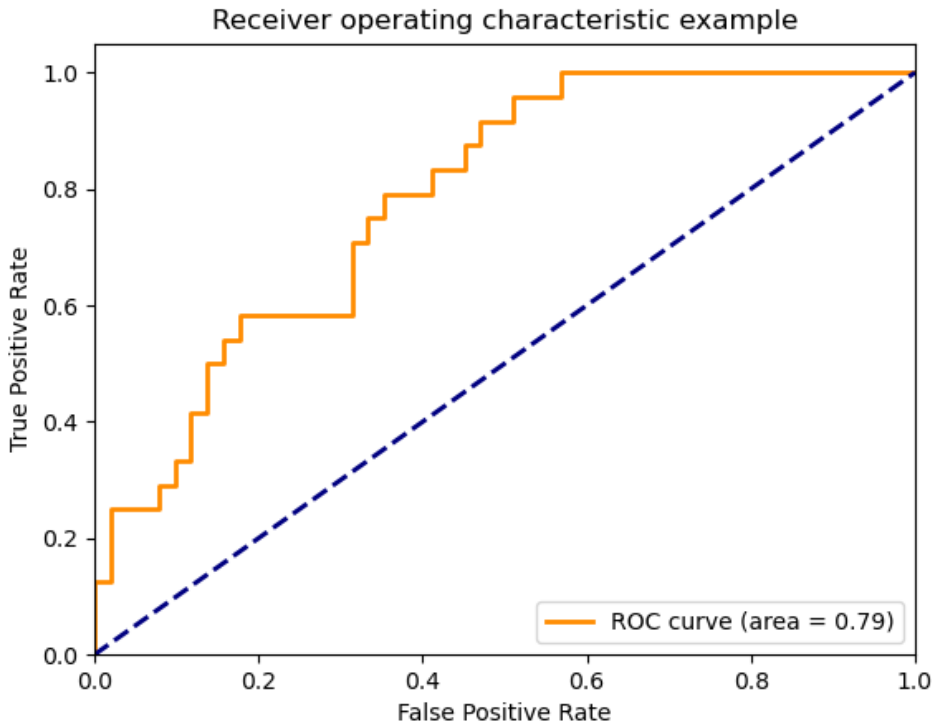
- 하지만 결국 또 하나의 숫자가 필요하다.

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{\text{Recall} \times \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}}$$

AUROC

- 두 클래스의 분포 간의 분리(separation) 정도를 나타낼 수 있는 metric
  - 같은 accuracy라도 분리 정도에 따라 강인함(robustness)이 다를 수 있다.





Wrap-up

- Sigmoid를 사용하는 경우 0.5를 기준으로 삼지만, 이외의 경우도 있음

- 이때, Threshold에 따라 binary classification의 성능이 바뀔 수 있음
  - Precision과 recall을 많이 고려
  - 문제의 정책(policy)에 따라 threshold를 정할 수 있음

- AUROC등을 통해 classifier의 robustness를 평가할 수 있음